

# 基于改进 YOLOv5 的电厂人员绝缘手套佩戴检测

王彦生<sup>1</sup>, 朱佳佳<sup>1</sup>, 王紫仪<sup>1</sup>, 汤博宇<sup>1</sup>, 高阳<sup>1,2</sup>

(1. 南京工程学院 人工智能产业技术研究院, 南京 211167;

2. 江苏省智能感知技术与装备工程研究中心, 南京 211167)

**摘要:** 电厂工作人员工作时需佩戴绝缘手套进行故障检修等任务, 若未佩戴绝缘手套进行操作, 将发生严重的电击事故; 针对电厂内工作人员绝缘手套佩戴检测精度不高的问题, 提出一种基于改进 YOLOv5s (You Only Look Once v5s) 的电厂内人员绝缘手套佩戴检测方法; 该检测算法首先引入自校准卷积, 有效扩大感受野, 加强网络对弱特征的提取能力; 加入注意力机制 SK, 让网络更加关注待检测目标; 将原 YOLOv5s 的损失函数替换为 EIOU, 来进一步提高网络对绝缘手套的检测精度; 实验结果表明, 相较于原始的 YOLOv5s 网络, 改进后的网络提高了对绝缘手套佩戴的检测精度, 其平均精度均值 (mAP, mean Average Precision) 提高了 2.4%, 证明了算法的实用性和高效性。

**关键词:** 绝缘手套; YOLOv5s; 自校准卷积; 注意力机制; 激活函数

## Detection of Insulation Gloves Worn By Power Plant Personnel Based on Improved YOLOv5

WANG Yansheng<sup>1</sup>, ZHU Jiajia<sup>1</sup>, WANG Ziyi<sup>1</sup>, TANG Boyu<sup>1</sup>, GAO Yang<sup>1,2</sup>

(1. AI Industrial Technology Research Institute, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China;

2. Jiangsu Intelligent Perception Technology and Equipment Engineering Research Center, Nanjing 211167, China)

**Abstract:** Power plant workers need to wear insulating gloves for troubleshooting and other tasks. If they do not wear insulating gloves for operation, serious electric shock accidents will occur. Aiming at the problem that the detection accuracy of insulating gloves worn by workers in power plants is not high, a detection method of insulating gloves worn by workers in power plants based on improved YOLOv5s (You Only Look Once v5s) is proposed. Firstly, self-calibration convolution is introduced in the detection algorithm to effectively expand the receptive field and enhance the network's ability to extract weak features; The attention mechanism SK is added, which makes the network pay more attention to the target to be detected; The loss function of original YOLOv5s is replaced by EIOU to further improve the detection accuracy of the network for insulating gloves. The experimental results show that compared with original YOLOv5s network, the improved network improves the detection accuracy of insulating gloves, and its mean average precision (mAP) is improved by 2.4%, which proves the practicability and efficiency of the algorithm.

**Keywords:** insulation gloves; YOLOv5s; self-calibrating convolution; attention mechanism; activation function

## 0 引言

当今社会, 电能成为居民日常生活和工业生产的基础保障, 一旦输电过程中突发事故, 将无法保证居民的日常生活用电, 给居民生活带来了极大的不便, 也会给工业生产造成巨大的经济损失, 为此, 必须按时对输电线路进行检修和维修, 这就对电网的作业人员提出了更高的工作要求。据有关部门统计, 我国电力建设事故数量和死亡人数逐年增加, 究其原因, 很大一部分都是未按安全规范来进行维修检修工作导致的, 进而给电网的安全运行造成巨大威胁。因此, 必须规范作业过程, 严格监管作业人员是否按规定穿戴工作装备, 避免发生电击事故, 才能保障居民企业的正常用电。其中不按规定佩戴绝缘手套是影响电力

生产的不安全行为之一。目前电网企业中一般是通过人工现场监管或者视频监控的方式来加强现场作业安全管理, 人工现场监管需要单独调派人手, 且人眼监管的范围有限, 浪费人力且监管效果较差。而采用视频监控进行管理时, 随着监控场景的扩大以及监控摄像头的大量部署, 监控人员的工作量大大增加<sup>[1]</sup>。此外, 监控人员无法保证全天 24 小时监看视频监控, 并且人工监控的方法存在监管效率低、时效性差、智能化程度低等问题。因此, 结合现有的网络摄像头等视频采集设备, 利用计算机视觉领域的图像算法可以进行不安全行为的自动检测, 实现降低人工成本的目的, 能更加及时并准确的发现不安全行为。

伴随人工智能和计算机技术的发展, 深度学习在目标

收稿日期: 2023-01-14; 修回日期: 2023-02-24。

基金项目: 江苏省自然科学基金资助(BK20201042); 江苏省政策引导类计划项目(SZ2020007)

作者简介: 王彦生(1998-), 男, 硕士研究生。

引用格式: 王彦生, 朱佳佳, 王紫仪, 等. 基于改进 YOLOv5 的电厂人员绝缘手套佩戴检测[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 60-65, 73.

检测领域得到了广泛应用<sup>[2]</sup>。目前有关目标检测的深度学习算法主要有两个分支, 一个分支是以 R-CNN 系列为典型代表的双阶段目标检测算法, 另一个分支则是以 SSD、YOLO 系列为典型代表的单阶段目标检测算法。这两种算法最大的区别在于是否需要提前生成预选框。具体来说, 双阶段目标检测算法需要提前生成预选框, 然后经过卷积神经网络进行检测, 而单阶段目标检测算法则不需要提前生成预选框, 而是直接用神经网络进行检测。目前对于电力行业不安全行为检测的目标检测方法主要以 YOLO 系列为主, 文献 [3] 通过修改 YOLOv5 网络结构和研究相关算法提升遮挡场景下对电厂环境下作业人员是否佩戴安全帽进行检测, 文献 [4] 通过在 YOLOv5 网络中加入注意力机制和修改特征融合网络以提高对烟头等小目标的检测精度, 文献 [5] 以 Faster R-CNN 算法为基础, 通过修改回归损失函数以达到对作业人员着装规范性检测的目的。文献 [6] 采用 PSA 极化自注意力机制、引入 ASFF 模块以及修改回归损失函数为 EIoU Loss, 提高对于口罩这类小目标的检测精度。由此可见, 现有的检测方法大多是针对变电站施工现场对安全帽及施工人员等目标的检测, 而对于作业人员是否佩戴绝缘手套的检测研究甚少, 除此之外, 绝缘手套属于小目标检测, 其本身检测难度较高, 且存在检测精度低的问题。

为了解决上述难题, 本文从小目标检测方向入手, 以 YOLOv5s 网络为基础, 通过将主干网络中的卷积替换为自校准卷积, 添加注意力模块, 修改损失函数, 达到对电厂人员绝缘手套佩戴的检测并进一步提高其检测精度的目的。

### 1 YOLOv5 网络

到目前为止, YOLOv5 总共发行了两个版本, 5.0 版本

和 6.0 版本, 6.0 版本将 5.0 版本中的有关结构进行了微调, 图 1 是 6.0 版本的具体结构, 其可分为第一部分输入端, 第二部分 Backbone, 第三部分 Neck 以及第四部分预测网络。

#### 1.1 输入端

首先, YOLOv5 的输入端沿用了 YOLOv4 的 Mosaic 数据增强操作, 通过选定一张图片, 然后通过与另外三张随机图片进行缩放裁剪操作, 最终随机排布拼成一张图, 将最终获得的图片作为训练数据, 由此丰富图片的背景, 以提升模型的训练速度和网络的精度, 除此之外, 在网络进行标准化 BN 计算时, 计算一张图片的数据就相当于计算四张图片的数据, 以此减少 GPU 计算。

其次, 提出了一种自适应锚框计算方法, 之前的 YOLO 系列, 诸如 YOLOv3、YOLOv4 对于锚框的处理都使用单独脚本来进行初始锚框的计算, 而 YOLOv5 抛弃了这一做法, 将此功能直接嵌入到整个训练代码中。所以在每次训练开始之前, YOLOv5 网络都会根据不同的数据集来自适应计算锚框。

最后, 图片缩放改为自适应。数据集中不同的图片长宽不一定相同, YOLO 算法在训练时需要将图片统一缩放到同一尺寸, 而手动对图片进行缩放填充, 我们不能保证两端填充的黑边大小相同, 一旦填充较多, 就会存在信息冗余, 影响推理速度。因此 YOLOv5 统一对原始图像自适应的添加最少的黑边, 将图片统一为同一尺寸, 以此来避免过多信息冗余, 加快网络推理速度<sup>[7]</sup>。

#### 1.2 Backbone

##### 1.2.1 Focus 结构

在 YOLOv5 未出现之前, YOLO 系列的所有网络都没

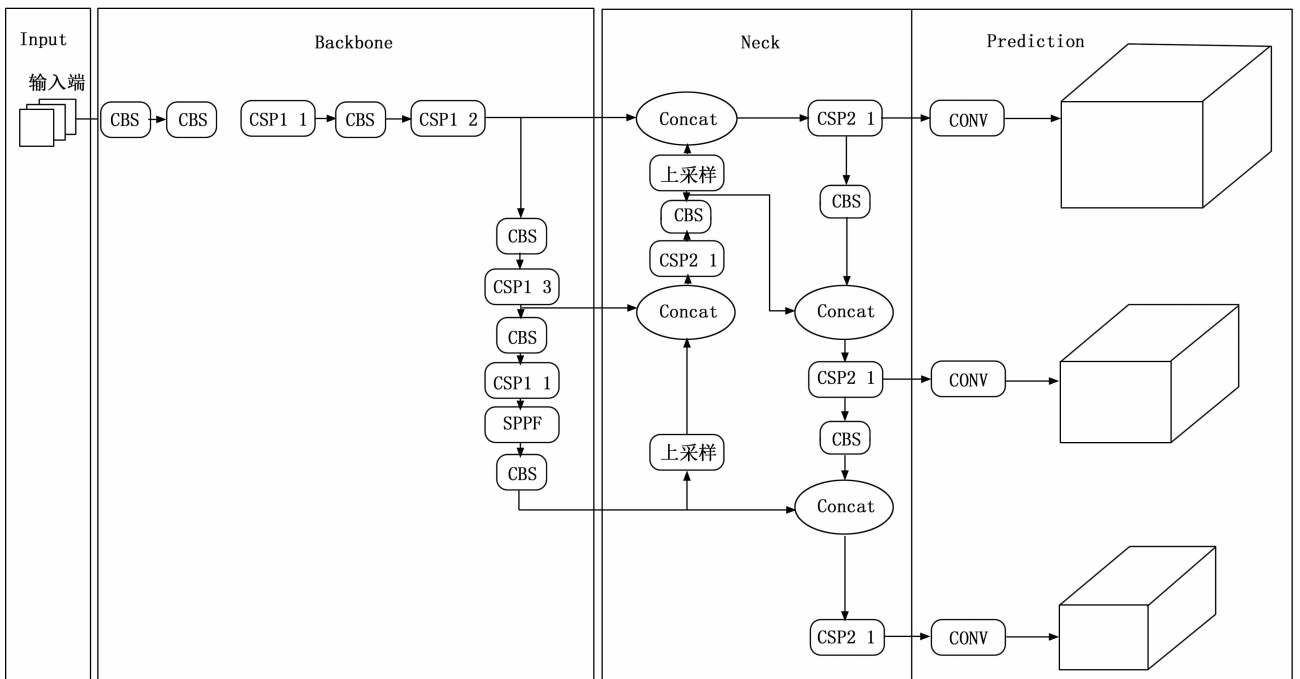


图 1 YOLOv5 结构图

有使用 Focus 结构, Focus 结构可以说是对图片在进入主干网络之前的特殊处理,其具体的操作是对图像进行隔像素取值,即切片操作,从而将一张图划分为不同的值,经过切片操作后,会获得 4 个图像,这 4 张图像并不是相互独立,毫无关系的,恰恰相反,它们相互间互补,因此,不存在信息缺失,且原本图像的 RGB 三通道扩大成了  $4 \times 3 = 12$  通道。Focus 结构的优势是在减少了计算复杂度和参数的情况下,不会丢失任何信息,从而在保证准确率的前提下,提高了对小目标的检测率。

### 1.2.2 CSP 结构

CSP 即 C3 模块, YOLOv5 中的 CSP 有两种设计,分别为 Backbone 部分的 CSP1\_X 结构和 Neck 部分的 CSP2\_X 结构。

#### 1) CSP1\_X 结构

CSP1\_X 结构的网络结构图如图 2 所示。

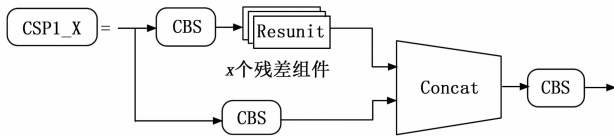


图 2 CSP1\_X 网络结构图

其中 CBS 为 Conv+BN+SiLu, Resunit 是  $x$  个残差组件。从结构可以看出, CSP1\_X 是通过将两个不同支路进行 Concat 和 CBS 构成。CSP1\_X 应用于 backbone 主干网络部分, 主要是因为 在较深的网络中残差结构可以增加层与层之间反向传播的梯度值, 以此来避免因为网络加深而带来的梯度消失, 确保网络可以提取到更加细微的特征<sup>[8]</sup>。

#### 2) CSP2\_X 结构

CSP2\_X 的网络结构图如图 3 所示。

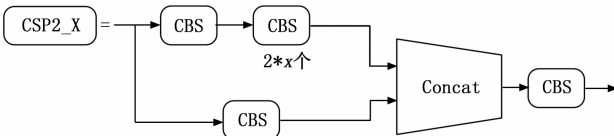


图 3 CSP2\_X 网络结构图

CSP2\_X 相对于 CSP1\_X 来说, 不一样的地方只有 CSP2\_X 将 Resunit 换成了  $2 * X$  个 CBS, 主要应用在 Neck 网络。

#### 3) SPPF 结构

SPPF 的具体结构如图 4 所示。SPPF 模块将经过 CBS 的  $x$ 、一次池化后的  $y_1$ 、两次池化后的  $y_2$  和 3 次池化后的  $m(y_2)$  先进行拼接, 然后再 CBS 提取特征。通过结构图不难发现, 虽然 SPPF 对特征图进行了多次池化, 但是特征图尺寸并未发生变化, 通道数更不会变化, 所以后续的 4 个输出能够在 channel 维度进行融合。该模块不仅要提取高层特征, 还要利用多次最大池化进行特征的融合, 以便能够更多的提取信息。

### 1.3 Neck

Neck 部分由两个网络组成, 一个是特征金字塔网络

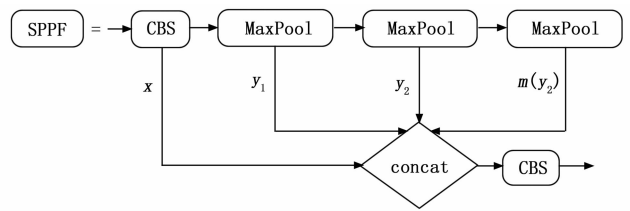


图 4 SPPF 网络结构图

(FPN, feature pyramid networks), FPN 网络通过对主干网络提取到的高低层特征进行融合, 以此来提高对于较小目标的检测效果。另一个网络则是路径聚合网络 (PAN, path aggregation network), PAN 是一种自下而上的增强, 这样, 深层的特征图就能得到浅层的丰富细节, 因此, 对于大型物体的检测, 就能得到更好的检测效果<sup>[9]</sup>。

### 1.4 Prediction

YOLOv5 的输出端主要是对预测框和真实框的处理, 其先提高 Bounding box 损失函数计算预测框和真实框的交并比过滤掉一些检测框, 对于剩下的检测框, 通过 nms 非极大值抑制进一步筛选掉多余的检测框, 得到最终的检测框。

## 2 改进策略

原始的 YOLOv5 网络采用传统卷积对输入图像进行处理, 传统卷积存在诸多缺陷, 为此本文将对其进行改进, 替换为自校准卷积。另外, 为了使网络更加关注待检测的目标, 其通常会在网络中加入有注意力机制, 以此来达到让网络关注待检测目标的目的。最后对于损失函数做了替换, 原始 YOLOv5 网络的损失函数为 CIoU, 其在网络回归时存在不足, 为此本文将其改为 EIoU。

### 2.1 自校准卷积

2020 年南开大学程明明团队<sup>[10]</sup>提出了一种自校准的模块 (多个卷积注意力组合的模块), 替换基本的卷积结构, 相较于传统卷积, 该卷积模块在保证参数计算量不增加的前提下, 扩大网络对目标的感受野, 增强特征图的分度<sup>[11]</sup>。其具体结构如图 5 所示。

首先将输入  $X$  沿着通道方向进行分裂 (Split), 形成  $X_1$  和  $X_2$ , 然后  $X_1$  和  $X_2$  会分别通过两个路径进行信息的处理。首先, 分裂后的  $X_1$  会通过一个滤波器  $\{K_2, K_3, K_1\}$ , 其目的就是 对  $X_1$  进行自校准, 最终得到一个输出  $Y_1$ ; 对于分裂后的  $X_2$  则只进行一个简单的卷积操作得到另一个输出  $Y_2$ , 通过卷积操作来保存输入中原有的信息。最后, 将得到的两个输出进行 Concat 操作, 得到最终的输出  $Y$ , 这就是自校准的整个过程。

通过上述过程可以发现, 通过将原始的输入信息进行两条不同路径的处理, 一方面通过自校准操作让网络在处理图像信息时将输入的每个空间位置及其周围的信息自适应进行信息嵌入, 对信息进行编码, 使网络在处理图像信息时只关注待检测物体周围的信息, 这样一来就可以避免来自全局其他无用信息的干扰<sup>[12]</sup>; 另一方面, 通过简单卷积保留原始信息, 最终将其与自校准处理的信息进行融合,

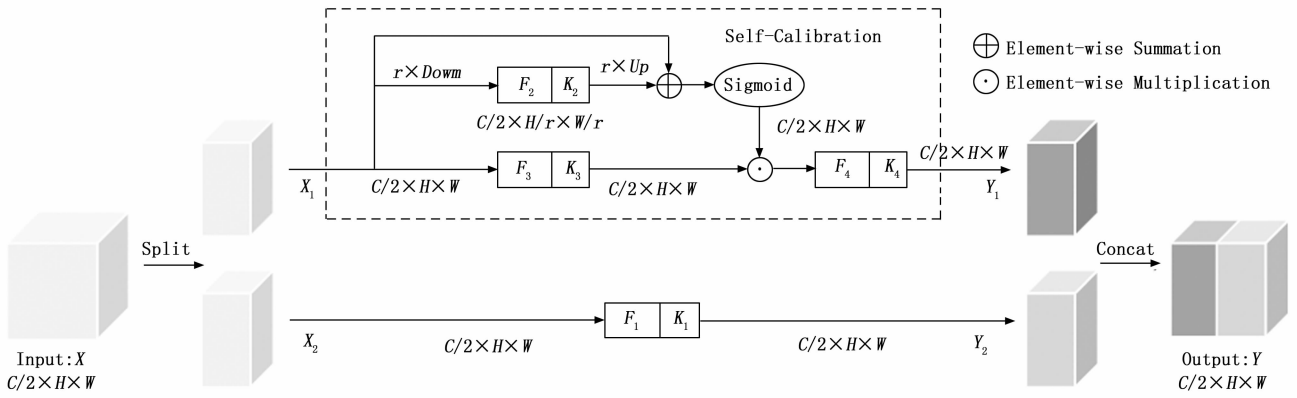


图 5 自校准卷积模块整体结构图

最终获得待检测物体的精准信息。

在 YOLOv5 网络中, 其主干网络、Neck 以及预测网络部分都存在卷积操作, 为了更好的提取到待检测目标的信息, 本文将 YOLOv5 主干网络的卷积替换为自校准卷积, 从而使特征提取网络在提取物体特征时更加专注于待检测物体周围的信息, 扩展感受野丰富输出, 进而强化对弱特征的提取能力, 以此来提高对于待检测目标的检测精度, 尤其是对于像绝缘手套这种类似的小目标物体, 使用自校准卷积来提取物体信息优势显著。

### 2.2 SKNet 注意力模块

南京理工大学李翔等人<sup>[13]</sup>在 2019 年国际计算机视觉与模式识别会议 (CVPR) 上提出一种选择性内核网络 (SKNets, selective kernel networks), SKNet 是基于 SE<sup>[14]</sup> (Squeeze and Excitation Networks) 注意力机制的改进, 其主要创新点是设置了一组动态选择的卷积 (SK), 分为 3 个部分操作: Split、Fuse、Select, 即分裂、融合和选择, 其具体结构如图 6 所示。

从图中可以看出, 分裂操作将输入的特征图分别使用  $3 \times 3$  和  $5 \times 5$  的卷积核进行卷积操作, 提取目标特征; 融合操作则将得到的相同尺寸特征图中的对应元素相加, 然后对融合后的特征图进行空间维度的全局平均池化操作, 得到特征图 S, 紧接着通过 FC 全连接提取通道注意力信息, 得到特征图 Z, 然后分别使用不同的卷积核 a 和 b 与通道注意力信息 Z 进行卷积, 再经过 Softmax 处理, 得到每个卷

积核对应的通道注意力信息; 选择操作通过将得到通道注意力信息的 a 和 b 分别与前面经过卷积核处理的特征图进行相乘, 输出具有卷积核的通道注意力的特征图, 最后, 将具有卷积核的通道注意力的特征图进行融合, 得到最终的通道注意力特征图<sup>[15]</sup>。从上述操作不难看出, SK 结构通过对大小不同的卷积核的相加相乘, 最终可以获得不同的感受野。

在标准卷积神经网络中, 设置了大小相同的人工神经元的感受野<sup>[16]</sup>, 这就导致网络训练时不能根据待检测目标的大小及时改变感受野。为此, 本文将 SK 模块添加到 YOLOv5 网络的 Neck 部分, 使网络在训练时可以根据输入信息的多个尺度自适应调整其感受野大小, 以此来加强网络对于小目标物体的关注度, 提高对绝缘手套的检测精度。

### 2.3 损失函数 EIou

在目标检测网络中为了衡量预测框与真实框的关系, 提出了交并比 (IOU, intersection over union) 的概念, 随着目标检测算法的不断发展, IOU 也诞生了不同的损失函数, 例如 GIOU (generalized intersection over union)、DIOU (complete intersection over Union) 和 CIOU (Complete IoU) 等。2021 年中国科学院大学张易凡等人<sup>[17]</sup>在损失函数 CIOU 基础上进一步提出了一个更加完善的损失函数 EIOU, 与 CIOU 有所不同的是 EIOU 损失函数在 CIOU 损失函数的基础上将原始的宽高比例, 改为宽高值回归, EIOU 损失函数由重叠、中心距离和宽高这三部分损失构

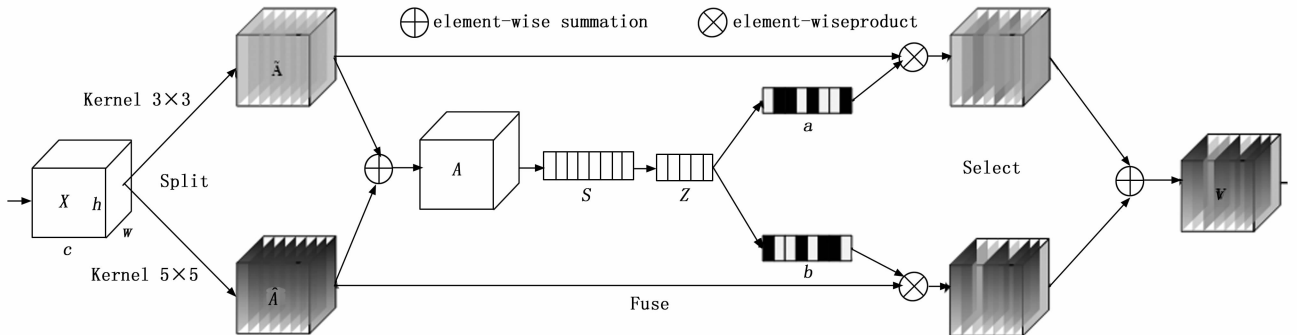


图 6 SK 结构示意图

成，其中重叠和中心距离损失与 CIoU 中的一样<sup>[18]</sup>，但是宽高损失却不一样。在 EIOU 中宽高损失是让目标检测框和锚框对应的宽高之差最小，以使网络的收敛速度更快。具体如公式 (1) 所示。

$$\begin{aligned}
 L_{EIoU} &= L_{IoU} + L_{dis} + L_{asp} \\
 &= 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \\
 &\quad \frac{\rho^2(\omega, \omega^{gt})}{C_\omega^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{C_h^2} \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中： $C_\omega$  和  $C_h$  是覆盖真实框和预测框的最小外接框的宽度和高度。

CIoU 是原 YOLOv5 网络所使用的损失函数，尽管 CIoU 在原网络中表现良好，但是其在进行交并比计算时只考虑宽高比例，一旦出现检测框和预测框的中心点与原图一样，宽度和高度的比值相同，但两者的宽度和高度值不同的情况，如果仍按 CIoU 损失计算，则会导致目标不相符<sup>[19]</sup>。基于此本文将 CIoU 损失函数替换为 EIOU，使网络在处理预测框与真实框时更加完善，提高检测目标检测框的准确度。

### 3 实验与分析

#### 3.1 数据集处理

本文数据集来自某市供电公司提供的电厂维修及检修人员的图片共 1075 张，获得图片后，使用 LabelImg 标注软件进行标注，软件操作界面如图 7 所示，标注时，将检修人员戴的绝缘手套用矩形框框选，然后输入标签 glove，完成以后保存文件，此时标注好的文件为 xml 格式，需将其用对应的 Python 代码转换成 txt 格式。最后需要将数据集进行划分，本文按照 6: 2: 2 的比例将数据集划分为训练集 (train)、验证集 (val) 和测试集 (test)，至此，数据集准备完毕。

#### 3.2 实验环境

实验所用操作系统为 Ubuntu18.04，显卡为 GeForce RTX2080Ti，显存 24 GB，CPU 为 Intel (R) Xeon (R) Glod5118CPU@2.3 GHz，内存 128 GB，显卡为 GeForce RTX2080Ti，显存 24 GB，实验框架为 Pytorch，实验语言均使用 Python，根据系统 CUDA 版本 11.3 安装相应的 torch1.10.0、torchvision 0.11.0、及 torchaudio0.10.0，然后根据环境要求安装相关的库即可完成本文实验环境的构建。

#### 3.3 模型训练

安装完实验环境后，需要设置实验参数，本文统一将图片输入尺寸设置为  $640 \times 640$ ，设置迭代轮数为 300，学习率为 0.001，批次 batch-size 设置为 16，由于实验服务器有 3 个独立显卡，实验时调用 3 个显卡，故最终 batch-size 为  $16 \times 3 = 48$ ，iou-thres 设置为 0.5，其余参数均为默认。



图 7 LabelImg 操作界面

参数设置完后，修改训练所需的数据配置文件以及模型配置文件，其中，数据配置文件中需修改训练集、验证集及测试集的文件路径，还有类别名及类别数，模型配置文件只需修改类别数，修改完配置文件后开始训练，图 8 为训练过程中的相关曲线。可以明显看出，用于监督检测框回归的 box\_loss 和用于监督图像中是否存在物体的 obj\_loss 曲线随着训练轮数的增加逐渐趋于平稳，而查准率曲线、查全率曲线以及 mAP 曲线逐渐趋于 0.9，表明训练效果较好，训练精度较高。

#### 3.4 评价指标

本文采用查准率 (Precision, P)、查全率 (Recall, R)、平均精度均值 (mAP) 以及权重文件大小这 4 个指标作为评价模型的指标，其中 P、R 和 mAP 的计算如下公式所示<sup>[20]</sup>。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$mAP = \frac{\sum_{j=1}^N AP_j}{N} \quad (4)$$

其中：TP (True Positives) 表示被正确检测出的目标数，FP (False Positives) 表示检测错误的目标数，FN (False Negatives) 表示未被检测出来的目标数，AP 表示以

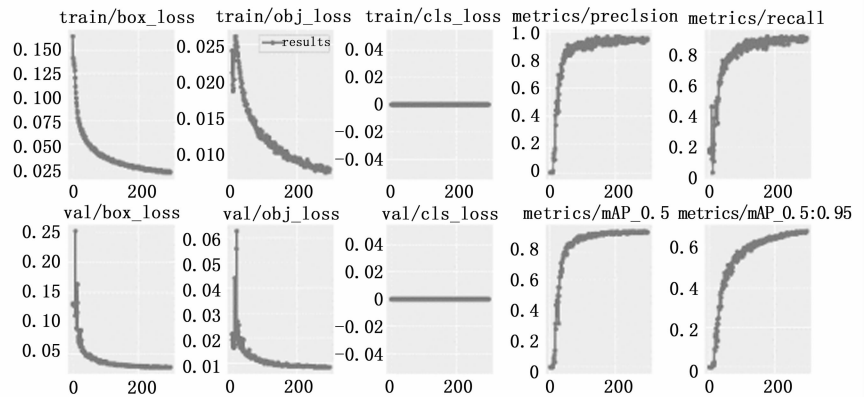


图 8 训练过程曲线图

Recall 为横轴, Precision 为纵轴所绘 PR 曲线下的面积,  $N$  代表类别数。当  $P$ 、 $R$  和  $mAP$  的值越接近于 1, 说明模型的性能越好。

### 3.5 实验评估与分析

#### 3.5.1 对比实验

为了更加直观的体现 YOLOv5s 相较于其他目标检测算法的高效性, 将 YOLOv5s 与 SSD、YOLOv3、YOLOv3-tiny、YOLOv5l、YOLOv5m、YOLOv5x 以及 YOLOv5n 进行对比, 对比结果如表 1 所示。

表 1 对比实验结果

算法	P/%	R/%	mAP/%	权重/MB
SSD	89.6	87.2	89.3	91.1
YOLOv3	94.9	89.4	91.5	123.5
YOLOv3-tiny	93.7	89.1	90.1	17.1
YOLOv5l	91.0	89.1	92.5	92.8
YOLOv5m	90.6	89.5	90.8	42.1
YOLOv5x	95.9	88.4	91.4	173.0
YOLOv5s	93.5	87.8	92.8	14.4
YOLOv5n	92.8	85.3	91.6	3.8

通过实验所得数据可以看出, YOLOv5s 算法的检测精度最高, 为 92.8%, 相较于检测精度较为接近的 YOLOv5l 和 YOLOv5x, 尽管其检测精度十分接近, 但是其权重文件较大, 比 YOLOv5s 权重分别大 78.4 MB、158.6 MB, YOLOv3-tiny 算法的权重文件大小虽和 YOLOv5s 相近, 但是 YOLOv3-tiny 算法的检测精确比 YOLOv5s 低 2.7%, SSD 以及 YOLOv5m 算法无论是检测精度还是权重文件大小都不及 YOLOv5s, YOLOv5n 算法的权重文件最小, 仅有 3.8 MB, 检测精度也十分接近 YOLOv5s, 但是其查准率和查全率却不及 YOLOv5s。综合 4 个评价指标数据, 对于绝缘手套的检测 YOLOv5s 算法性能最优, 故本文将 YOLOv5s 作为改进的基础网络。

#### 3.5.2 消融实验

为了进一步证明本文改进算法的优越性, 在对比实验的基础上, 将改进策略一一加入、两两加入进行消融实验, 消融实验结果如表 2 所示。其中方案 A、B、C、D、E、F 分别指 YOLOv5s+改进点 1、YOLOv5s+改进点 2、YOLOv5s+改进点 3、YOLOv5s+改进点 1 和 2、YOLOv5s+改进点 1 和 3、YOLOv5s+改进点 2 和 3。

消融实验结果表明, 将本文改进策略一一加入网络后, 每个改进策略的检测精度都有所提升, 其中, 将损失函数修改为 EIOU 的检测精度提升最高, 提升了 1.5%, 然后两两加入后精度均有提高, 最后, 将所有改进点一同加入网络后, 其检测精度提高了 2.4%, 且权重文件较小, 仅比原始 YOLOv5s 算法大 44.2MB, 此外, 查准率和查全率分别提高了 1%、2.4%。通过消融实验, 再次证明了本文算法有效的提高了绝缘手套的检测精度。

为了更加直观体现本文算法的高效, 本文用改进前后

的网络对于电厂现场的检修人员是否佩戴绝缘手套进行了检测, 检测结果对比如表 3 所示。从检测结果可以看出, 原 YOLOv5s 算法在检测绝缘手套时存在误检测以及漏检情况, 此外, 对于离视频监控较远的检修人员, 由于其距离较远, 其佩戴的绝缘手套在监控中很小, 使用原始的 YOLOv5s 网络其检测精度仅为 27%, 而使用改进后的算法检测时, 检测精度为 59%, 可见本文算法有效的提升了对绝缘手套的检测精度。

表 2 消融实验结果

算法	P/%	R/%	mAP/%	权重/MB
YOLOv5s	93.5	87.8	92.8	14.4
方案 A	94.7	91.2	94.1	14.4
方案 B	93.9	90.0	93.5	58.6
方案 C	93.9	89.9	94.3	14.4
方案 D	93.2	90.5	93.7	58.6
方案 E	92.8	90.9	93.6	14.4
方案 F	95.7	89.4	93.1	58.6
本文最终算法	94.5	90.2	95.2	58.6

表 3 检测结果

检测图片	原 YOLOv5 检测结果	改进后算法检测结果
图片 1	存在误检, 精度为 95%、64%、92%	不存在误检, 精度为 95%、93%
图片 2	存在漏检, 精度为 89%	不存在漏检, 精度为 87%、52%
图片 3	精度为 27%	精度为 59%

## 4 结束语

本文在 YOLOv5 的基础上提出了一种检测未佩戴绝缘手套不安全行为的方法。首先将特征提取网络中的卷积替换为自校准卷积, 使网络在提取目标特征时更关注待检测目标周围的信息。接着在特征融合网络的最后加入 SK 注意力机制, 使网络更加关注待检测的小目标。最后, 修改原始 YOLOv5 网络中的损失函数, 来进一步精确检测框位置, 最终提高对于绝缘手套的检测精度。实验结果证明, 改进后的算法对于是否佩戴绝缘手套的检测精度提高了 2.4%, 识别检测效果明显, 有效保障了电力作业的安全生产, 具有较高的应用价值。但是, 对于人员重叠以及手部遮挡的情况, 本文改进的算法会存在一些漏检, 影响检测效果, 因此本文算法还有很大的改进空间, 后续工作可以针对遮挡问题, 研究采用二次识别或者图像处理的方法来进一步提高对佩戴绝缘手套的检测效果。

### 参考文献:

- [1] 林雄锋, 李新海, 邱天怡, 等. 基于智能视频识别技术的变电站安全监控系统研究 [J]. 广西电力, 2020, 43 (5): 51-57.

(下转第 73 页)